

[캡스톤디자인 과제 요약보고서]

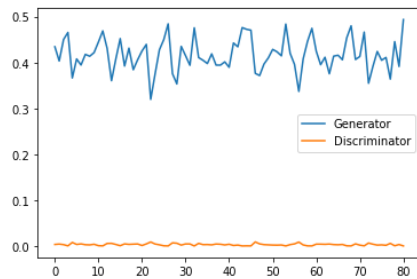
과제명	흑백사진의 색채화
<div><div>1. 과제 개요</div><div><div>가. 과제 선정 배경 및 필요성</div><p>위인들의 저화질의 흑백사진에 색을 입혀 고화질로 복원된 것을 본 적이 있다. 또한, 100년전 만들어진 흑백 영화에 자연스럽게 색을 입혀 새롭게 재탄생 시킨 영화도 종종 볼 수 있다. 가까운 곳에서 예시를 들어 보면, 나의 어린 시절 혹은 부모님의 어린 시절 사진들에 색이 바래져 선명함을 잃어가는 것을 본 적이 있다. 이렇게 추억이 깃들여 있는 옛날 흑백 사진이나 영상들에 색을 입히게 되면 당시의 추억을 생생하게 느낄 수 있다. 또한 경험해보지 못한 과거의 사진을 복원함으로써 그때의 삶을 추측해볼 수도 있다. 이러한 이유들로 흑백 사진을 색채화해주는 프로젝트를 진행하게 되었다.</p><div>나. 과제 주요내용</div><p>딥러닝 모델을 학습시켜서 흑백이미지에 자연스럽게 색을 입혀서 색채화된 사진을 만들어내는 것이 주요 내용이다. 이를 위해 선정한 모델은 GAN이다. 이 중에서도 범용적으로 많이 사용되는 GAN모델인 ‘pix2pix’를 구현하고 성능을 개선시키는 것이 목표이다. 오픈된 소스코드들이 많은 모델로 선정을 하였기 때문에 이를 pytorch로 구현해보면서 어떻게 흑백사진의 밝기채널만을 가지고 자연스러운 색으로 mapping해주는지 이해하고 구현하는 것이 목표이다.</p><div>다. 최종결과물의 목표</div><ul style="list-style-type: none">● 흑백 사진을 input 으로 입력하면 컬러 사진을 출력해주는 모델 구현● 구현된 모델들의 성능 개선● 모델간의 성능 비교</div><div><div>2. 과제 수행방법</div><ul style="list-style-type: none">● Colab pro를 사용하여 딥러닝 모델 학습, pytorch● Kaggle의 Landscape color and grayscale images 사용● Image Colorization 관련 논문<ol style="list-style-type: none">1) Colorization 기술 동향을 살펴보기 위한 논문 “Colorization Survey”2) pix2pix: Image-to-Image Translation with Conditional Adversarial Network3) 일반적으로 사용되는 평가 지수인 PSNR, SSIM으로 모델의 성능 평가</div></div>	

3. 수행결과

가. 과제수행 결과

- RGB(Gray) to RGB(Color)

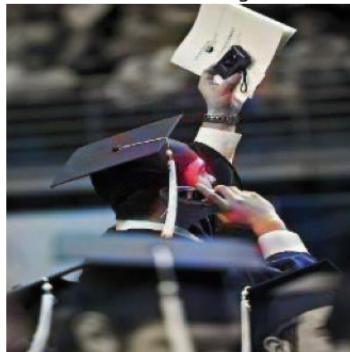
1) 기본 baseline 모델(pix2pix 논문을 보고 만든 모델로, generator는 Unet구조, discriminator는 patchGan 구조(16x16))



BandW Image



GenerateImg



Colored Img



ssim: 0.9997259981233829, psnr = 69.8225

BandW Image



GenerateImg



Colored Img

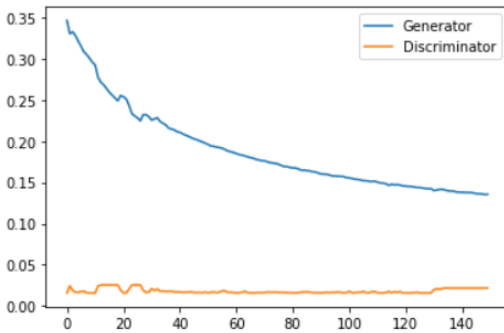


ssim: 0.9998020751613257, psnr = 67.9700



ssim: 0.9968320418069206, psnr = 63.6979

2) 기본 baseline의 generator에 dropout을 제거하여 파라미터 개수를 늘렸으며, discriminator는 기존의 GAN 모델에서 사용하는 discriminator로 변경(1x1)



ssim: 0.9999025335420327, psnr = 76.4366

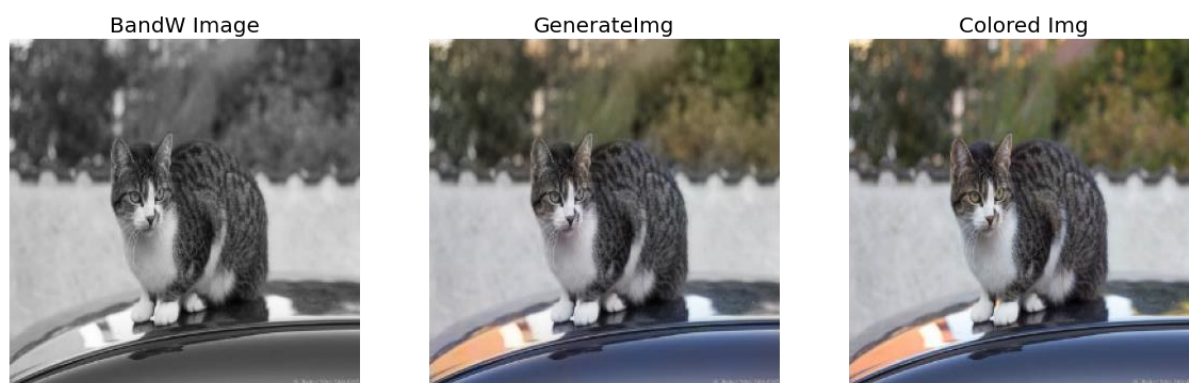
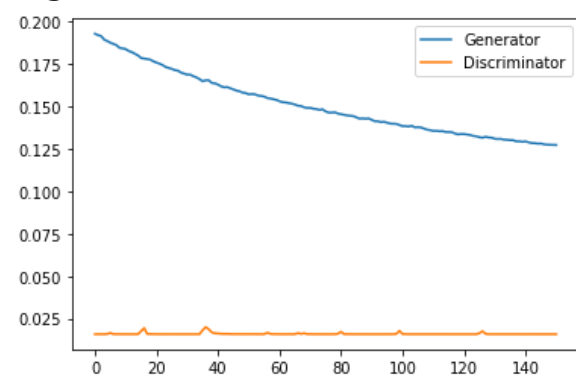


ssim: 0.9999220159364776, psnr = 74.1495

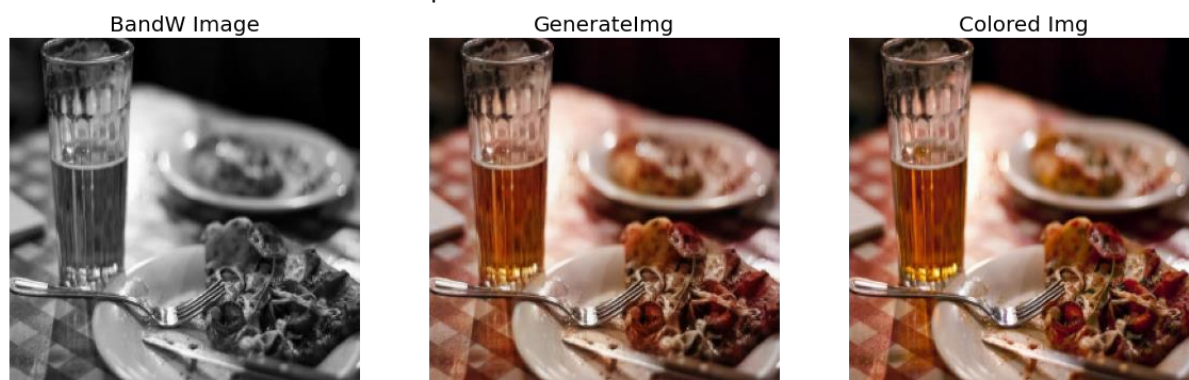


ssim: 0.9997991687728733 psnr = 69.5486

3) generator 는 2 번의 모델을 사용하고, discriminator 로는 patchGAN(8x8)사용



ssim: 0.9996700831853466, psnr = 76.1649



ssim: 0.999896599125892, psnr = 73.4646

BandW Image



Generatelmg

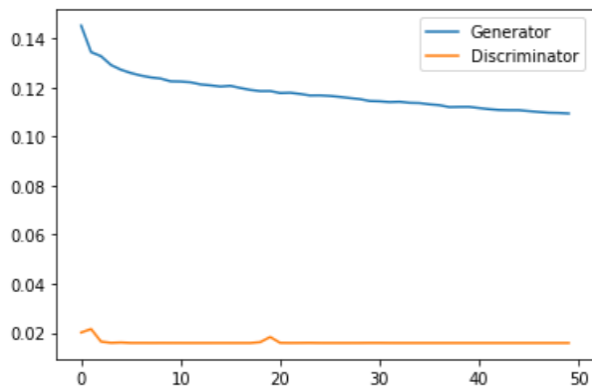


Colored Img



ssim: 0.9993893211720509 psnr = 72.2418

● LAB to RGB



BandW Image



Generatelmg



Colored Img



ssim: 0.999946547847351 psnr = 78.69126

BandW Image



Generatelmg



Colored Img



ssim: 0.9999286993021637 psnr = 74.974174

BandW Image



Generatelmg



Colored Img



ssim: 0.9999492215021117 psnr = 78.76771

■ 최종비교

최종 비교

Capstone Design

원본



Generatelmg



2번 실험

ssim: 0.998900, psnr = 69.9565

Generatelmg



3번 실험

Generatelmg



4번 실험

ssim: 0.999923, psnr = 73.7818

ssim: 0.999933, psnr = 79.356064

나. 최종결과물 주요특징 및 설명

이번 프로젝트에서는 1)RGB to RGB, 2)Lab to RGB 두가지 버전의 colorization을 구현해보았다.

첫번째 방법은 R=G=B인 gray의 3가지 채널을 RGB 3가지 색상 채널로 mapping하는 방법이고, 두번째 방법은 Lab 색공간의 밝기 채널인 L 채널을 색상채널 a,b 2가지 채널로 mapping한 이후에 시각화를 위해 RGB 공간으로 변환시켜주는 방법이다.

첫번째 RGB to RGB 실험에서는 3가지 실험을 진행하였다. 우선 첫번째는 kaggle의 dataset에 나와있던 코드와 논문을 참고하여 만든 baseline 코드로, Generator는 Unet 구조, Discriminator는 PatchGAN 구조로 16x16 patch를 사용하였다. 150에폭 학습을 시켰을 때, Loss가 이리저리 튀면서 제대로 학습이 되지 않는 것을 볼 수 있었고, 학습 이후 test set을 통해 실험해본 사진에서도 제대로 색이 입혀지지 않거나, 노이즈가 있는 것을 확인할 수 있었다. 이를 underfitting으로 판단하여 generator에 있었던 dropout을 제거하여 파라미터의 개수를 늘렸고, discriminator는 기존 GAN 모델에서 사용하는 전체 영역의 이미지를 사용하여 진짜와 가짜 이미지를 구분하는 방식으로 변경하였다. 이렇게 변경한 결과 제대로 학습이 진행되었다. 마지막으로 논문을 다시 읽으며 확인한 결과 discriminator로 patchGAN을 사용하였을 때가 generator의 성능을 높일 수 있는 방법이 된다는 것을 읽고 이를 반영하였다. 이전의 16x16 patch를 사용하였을 때 성능이 좋지 않았기 때문에 8x8로 patch 사이즈를 줄여서 학습을 진행시켰다. 이 결과 그 전보다 ssim이나 psnr 점수가 크게 향상된 것을 알 수 있었다.

두번째 Lab to RGB 실험에서는 앞의 실험에서 성능이 좋아던 세번째 실험에서의 모델을 사용하였다. 이 프로젝트를 진행하기 전에 사전조사를 하였을 때, 많은 연구에서 첫번째 방식보다 두번째 방식을 선호한다는 것을 확인할 수 있었다. 이는 RGB로의 mapping이 3가지 채널을 예측해야 하는 반면에 Lab색공간을 활용할 경우 a,b 2가지 채널을 예측하면 되기 때문에 시간이 훨씬 빨리 걸리기 때문이다. Lab 색공간을 활용할 경우 SSIM이나 PSNR 점수가 크게 향상된 것은 있었지만, 실제로 인지적으로는 첫번째 방식이 더 좋음을 확인할 수 있었다.

4. 기대효과 및 활용방안

가. 기대효과

수작업으로 진행하던 색채화를 AI 기술을 활용하여 자동으로 채색이 가능해진다면, 채색에 들어가는 노력과 시간을 줄이고 효율적으로 작업을 할 수 있을 것이다. 뿐만 또한 영상이나 이미지를 흑백으로 찍어도 자동으로 색채화가 가능하다면 그에 대한 비용도 줄일 수 있을 것이다.

나. 활용방안

위인들의 흑백 사진을 복원하여 교육적, 역사적 용도로 이를 활용할 수 있고, 과거의 제작된 콘텐츠들을 복원하여 다양하게 콘텐츠를 즐길 수 있다. 또한 과거에 가족, 친구들과 찍었던 빛바랜 사진들을 복원해 추억을 되돌아 볼 수 있다.

5. 결론 및 제언

원래는 Colorization을 위해 나온 모델인 'chromaGAN'까지 사용하는 것이 목표였는데, 처음 GAN을 사용하는 것이다 보니 미숙했던 점도 있었고, 색공간을 바꾸어가면서 시각화를 진행하려고 하다 보니 이 부분이 막혀서 시간이 많이 지체되어 목표를 달성하진 못했다. 하지만 pix2pix 모델을 사용하여 결과를 내기 위해 모델도 다양하게 바꾸어보고, activation function, 하이퍼파라미터, 전처리 방식도 다양하게 바꾸어가면서 사용해볼 수 있었기 때문에 더 깊이있게 이해할 수 있었던 것 같다. 특정한 부분에서 시간을 많이 잡아먹은 것은 아쉽지만, 이러한 경험을 통해서 앞으로 동일한 상황에 직면했을 때 문제를 더 효율적으로 해결할 수 있을 것 같다. 이 프로젝트는 GAN을 사용하여 학습을 시킨 것이지만, 이후에는 Transformer를 사용하여 프로젝트를 조금 더 발전시킬 생각이다.